Journal of Water and Soil
https://jsw.um.ac.ir

Research Article
Vol. 38, No. 4, Sep.-Oct. 2024, p. 479-493

Digital Land Suitability Assessment for Irrigated Cultivation of Some Agricultural Crops Using Machine Learning Approaches (Case Study: Qazvin-Abyek)

F. Jannati[1], F. Sarmadian[2*]

1 and 2- Graduate M.Sc and Professor of Science and Soil Engineering Department, Faculty of Agricultural, University College of Agriculture and Natural Resources, University of Tehran, Karaj, Iran, respectively.
(*- Corresponding Author Email: Fsarmad@ut.ac.ir)

Received: 05-05-2024 Revised: 05-06-2024 Accepted: 20-06-2024 Available Online: 20-06-2024	**How to cite this article:** Jannati, F., & Sarmadian, F. (2024). Digital land suitability assessment for irrigated cultivation of some agricultural crops using machine learning approaches (Case Study: Qazvin-Abyek). *Journal of Water and Soil, 38*(4), 479-493. (In Persian with English abstract). https://doi.org/10.22067/jsw.2024.87916.1407

Introduction

Research and development in high-potential agricultural areas are of great importance for ensuring the food needs of the population and livestock. Neglecting these regions can lead to increased food prices and food shortages, which can have a negative impact on the economy and public health. Land suitability maps provide essential information for agricultural planning and are vital for reducing land degradation and evaluating sustainable land use. The utilization of modern mapping techniques such as digital soil mapping and machine learning algorithms can significantly improve the accuracy of land suitability assessment and crop performance prediction. These methods have been widely employed as primary tools for mapping and evaluating land suitability in various regions worldwide.

Materials and Methods

In this study, a total of 288 soil profiles were utilized to compute the land suitability index for wheat, barley, and alfalfa crops. Various environmental variables were included, such as topographic factors derived from the digital elevation model and spectral indices obtained from Landsat 8 satellite imagery. Eight key factors, namely slope percentage, climate, texture, gypsum content, equivalent calcium carbonate, electrical conductivity (EC), and sodium absorption ratio (SAR), were identified as influential in the assessment of land suitability. To quantify the degrees of land suitability for the target crops, a parametric approach based on the square root method was employed. Moreover, the random forest machine learning model was utilized for spatial modeling, zoning mapping, and determining the significance of environmental variables in the land suitability evaluation process. By incorporating these comprehensive methodologies, a more detailed and accurate understanding of the land suitability for wheat, barley, and alfalfa cultivation can be achieved, facilitating informed decision-making in agricultural planning and land management strategies.

Results and Discussion

The spatial prediction results demonstrated the effectiveness of the random forest model in classifying land suitability for wheat, barley, and alfalfa. The model achieved high accuracy, with Kappa coefficients of 81%, 84%, and 85% for wheat, barley, and alfalfa, respectively. The overall accuracies were also impressive, reaching 86% for wheat, 88% for barley, and 89% for alfalfa. Analyzing the land suitability assessment results, it was

https://doi.org/10.22067/jsw.2024.87916.1407

found that barley had the highest land suitability class, covering a significant portion of 40% in class S1. Alfalfa followed closely with 35.5% of the total area, and wheat occupied 32% in the same class. Delving into the predictive environmental variables for barley, Diffuse, SHt, and MrVBF emerged as the most influential factors. These variables played a crucial role in assessing the suitability of land for barley cultivation. Similarly, for wheat, the variables Diffuse, MrVBF, and TWI were identified as significant indicators, contributing to the accurate prediction of wheat performance. Regarding alfalfa, the variables MrVBF, Diffuse, and Valley_depth stood out as the most important variables, providing valuable insights into land suitability for alfalfa cultivation. In general, the limiting factors for irrigated cultivation of these crops were primarily associated with soil properties. In the northern regions, soil texture was identified as a significant limiting factor, impacting the suitability of the land for crop cultivation. On the other hand, in the southern regions, soil characteristics such as the percentage of lime, gypsum, salinity, and alkalinity were recognized as the most influential limiting factors, affecting the suitability of the land for successful crop production. These findings provide valuable information for land planners, farmers, and decision-makers in determining suitable areas for wheat, barley, and alfalfa cultivation. By considering the identified influential factors and addressing the limiting soil properties, agricultural practices can be optimized to maximize crop productivity and ensure sustainable land use.

Conclusion

The research aimed to evaluate land suitability for wheat, barley, and alfalfa crops under irrigation. Data selection focused on the most limiting factors for these crops. The model achieved acceptable predictions for wheat, barley, and alfalfa, with Kappa coefficients of 0.81, 0.85, and 0.84, and overall accuracies of 0.86, 0.89, and 0.88, respectively. Barley had the highest percentage of suitable land (40%), followed by alfalfa (39.5%) and wheat (32%). Soil constraints varied across the study area, including texture, stoniness, lime, gypsum, salinity, and alkalinity. The analysis identified 31 soil types, and the random forest model yielded a digital soil map with a Kappa coefficient of 0.76 and overall accuracy of 0.81. The findings support effective land management and agricultural planning.

Keywords: Digital soil mapping, Parametric method, Random forest, Suitability and digital assessment

نشریه آب و خاک
https://jsw.um.ac.ir

مقاله پژوهشی
جلد ۳۸، شماره ۴، مهر-آبان ۱۴۰۳، ص. ۴۷۹-۴۹۳

ارزیابی رقومی تناسب سرزمین برای کشت آبی برخی از محصولات زراعی با استفاده از رویکردهای یادگیری ماشین (آبیک–قزوین)

فاطمه جنتی[1]- فریدون سرمدیان[2*]

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۲/۱۶
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۳/۳۱

چکیده

مدیریت صحیح و منطقی و طراحی برنامه‌های کاربری اراضی در تأمین تقاضای غذا در سراسر جهان مفید بوده است. ارزیابی و تعیین تناسب زمین در حصول اطمینان از استفاده بهینه از منابع اراضی و درعین‌حال حفظ پتانسیل آن برای نسل‌های آینده مفید است. هدف اصلی این مطالعه ارزیابی رقومی تناسب اراضی برای کشت آبی محصولات زراعی گندم، جو و یونجه در منطقه آبیک دشت قزوین است. بدین‌منظور از اطلاعات ۲۸۸ تعداد پروفیل خاک برای محاسبه شاخص اراضی استفاده گردید. همچنین متغیرهای توپوگرافی شامل مشتقات اولیه و ثانویه مدل رقومی ارتفاع و متغیرهای مستخرج از تصاویر سنجش‌ازدور (ماهواره لندست ۸) شامل شاخص‌های طیفی به‌عنوان متغیرهای محیطی جهت مدل‌سازی نقشه تحت کلاس تناسب اراضی برای سه محصول یونجه، گندم و جو و همچنین تهیه نقشه رده‌بندی خاک در سطح فامیل استفاده شدند. هشت عامل توپوگرافی، خاک و اقلیمی شامل درصد شیب، اقلیم، بافت، گچ، کربنات کلسیم معادل، هدایت الکتریکی (EC) و نسبت جذب سدیم (SAR) به‌عنوان عوامل مؤثر در ارزیابی تناسب زمین برای گندم، جو و یونجه شناسایی شدند. در ادامه از روش پارامتریک (ریشه دوم) برای محاسبه درجات تناسب سرزمین برای محصولات مورد نظر استفاده شد. مدل یادگیری ماشین جنگل تصادفی نیز جهت مدل‌سازی مکانی، تهیه نقشه پهنه‌بندی و تعیین درجه اهمیت متغیرهای محیطی مورداستفاده قرار گرفت. نتایج پیش‌بینی مکانی نشان داد که مدل جنگل تصادفی تناسب اراضی را برای گندم، جو و یونجه به‌ترتیب با ضرایب کاپا ۸۱، ۸۴، ۸۵ درصد و دقت کلی ۸۶، ۸۸ و ۸۹ درصد طبقه‌بندی کرد. به‌ترتیب نتایج ارزیابی تناسب اراضی نشان داد که بیشترین کلاس تناسب اراضی مربوط به جو با ۴۰ درصد، یونجه با ۳۵/۵ درصد و گندم با ۳۲ درصد از کل مساحت منطقه در کلاس S1 بود. در بین متغیرهای محیطی پیش‌بینی کننده برای محصول جو متغیرهای Diffuse، SHt و MrVBF، برای محصول گندم متغیرهای Diffuse، MrVBF و TWI و برای محصول یونجه سه متغیر MrVBF، Diffuse و Valley_depth مهم‌ترین مشاهده گردیدند. بطور کلی، مهم‌ترین عوامل محدود کننده برای زراعت آبی محصولات مورد نظر مربوط به ویژگی‌های خاک بود، به‌نحوی‌که در نواحی شمالی بافت و در نواحی جنوبی ویژگی‌های درصد آهک، گچ، شوری و قلیاییت خاک‌ها به‌عنوان مهم‌ترین عوامل محدودکننده شناسایی شدند.

واژه‌های کلیدی: تناسب و ارزیابی رقومی، جنگل تصادفی، روش پارامتریک، نقشه‌برداری رقومی خاک

مقدمه

تحقیق و توسعه در مناطق با پتانسیل کشاورزی بالا از اهمیت بالایی برخوردار است، زیرا این مناطق نقش مهمی در تأمین نیازهای غذایی جمعیت و دامداری در حال رشد دارند. بی‌توجهی به این مناطق می‌تواند منجر به افزایش قیمت مواد غذایی و کمبود مواد غذایی شود که می‌تواند بر اقتصاد و سلامت عمومی تأثیر منفی بگذارد. از این رو، سرمایه‌گذاری در تحقیق و توسعه این مناطق برای اطمینان از شیوه‌های کشاورزی پایدار و تأمین نیازهای غذایی جمعیت جهان ضروری است (Alhajj Ali *et al.*, 2024). نقشه‌های تناسب اراضی اطلاعات لازم را برای برنامه‌ریزان کشاورزی فراهم می‌کند و برای کاهش تخریب اراضی و ارزیابی کاربری پایدار اراضی حیاتی است.

۱و ۲- به‌ترتیب فارغ‌التحصیل کارشناسی ارشد و استاد، گروه علوم و مهندسی خاک، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج، ایران
(*- نویسنده مسئول: Email: fsarmad@ut.ac.ir)
https://doi.org/10.22067/jsw.2024.87916.1407

کمبود نقشه تناسب اراضی و اطلاعات مرتبط در ایران وجود دارد (Roell *et al.*, 2020) زیرا نقشه‌برداری خصوصیات خاک و نقشه‌برداری تناسب اراضی در ایران از رویکرد سنتی پیروی می‌کند. در رویکرد سنتی، استفاده از یک نقشه خاک به‌عنوان معیار تغییرپذیری خاک برای ایجاد نمایه‌های خاک، ممکن است باعث کاهش دقت نقشه‌های تناسب اراضی شود و ماهیت پیوسته تغییرات خاک و منظر نادیده گرفته شود و در نتیجه، طبقه‌بندی مکان‌ها به صورت گسسته و مرزهای دقیق مشخص می‌شود که ممکن است نادرست باشد. به علاوه، رویکرد سنتی زمان‌بر و پرهزینه است (Taghizadeh-Mehrjardi *et al.*, 2020). نقشه‌برداری رقومی خاک به‌عنوان ابزاری نوین در این زمینه، اطلاعات مکانی دقیق و کمی خاک را با استفاده از فناوری‌های پیشرفته آشکار می‌کند. این اطلاعات برای مقابله با مسائلی مانند تخریب اراضی و امنیت غذایی ضروری است (McBratney *et al.*, 2003). ارزیابی رقومی تناسب اراضی با استفاده از روش‌های مختلف، از جمله روش پارامتریک، به ما کمک می‌کند تا تناسب اراضی را برای کاربری‌های مختلف، مانند کشاورزی، جنگلداری و سکونتگاه‌های انسانی، تعیین کنیم. مدل جنگل تصادفی[1] یکی از روش‌های جدید و کارآمد برای ارزیابی رقومی تناسب اراضی است. این مدل با استفاده از داده‌های مکانی و آماری، به‌طور دقیق و کارآمد تناسب اراضی را برای کاربری‌های مختلف پیش بینی می‌کند (Belgiu & Drăguţ, 2016).

مطالعات اخیر برای پیش‌بینی عملکرد محصول از روش‌های یادگیری ماشین[2] به‌جای روش‌های آماری استفاده کرده‌اند. الگوریتم‌های یادگیری ماشین امکان تحلیل داده‌های داری پیچیدگی بالا را فراهم می‌کنند و قادر به یادگیری از مجموعه‌داده‌های بزرگ هستند. با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌توان روابط خطی و غیرخطی متعددی را کشف کرد که نیازمند استفاده از مدل‌های آماری مختلف هستند (Roell *et al.*,Teng *et al.*, 2018 ; 2020).

یکی از مزایای دیگر یادگیری ماشین، قابلیت یکپارچه‌سازی آسان انواع داده‌هاست. تلفیق داده‌ها[3] به‌عنوان یکی از اصول اصلی برای بهبود پیش‌بینی عملکرد محصول موردتوجه قرار گرفته است. با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و ترکیب داده‌های مختلف مانند اطلاعات آب‌وهوا و داده‌های سنجش از دوری، می‌توان پیش‌بینی عملکرد محصول و ارزیابی تناسب اراضی برای محصولات مختلف را انجام داد (Taghizadeh-Dang *et al.*, 2019 ; Mehrjardi *et al.*, 2020).

اخیراً، استفاده گسترده از مدل‌های یادگیری ماشین در ایجاد نقشه‌های دیجیتالی خاک مشاهده می‌شود. همچنین، تلاش‌هایی برای استفاده از این مدل‌ها در نقشه‌برداری دیجیتالی کلاس‌های تناسب اراضی و رده‌بندی خاک انجام شده است.

پژوهشگران بسیاری ارزیابی تناسب اراضی را با استفاده از نقشه‌برداری رقومی خاک در نقاط مختلف جهان انجام داده‌اند. در مطالعه‌ای که به طور مجزا توسط موسوی و همکاران (Mousavi *et al.*, 2020) و خاموشی و همکاران (Khamoshi *et al.*, 2018) نقشه رقومی خاک را با استفاده مدل جنگل تصادفی و ارزیابی تناسب اراضی برای بخشی از اراضی کشاورزی منطقه آبیک استان قزوین انجام دادند. ایشان از متغیرهای کمکی مستخرج از مدل رقومی ارتفاع و تصاویر ماهواره لندست ۸ به‌همراه مدل جنگل تصادفی استفاده نمودند و نشان دادند که مدل جنگل تصادفی از توانایی بالای برای پیش‌بینی کلاس‌های خاک در منطقه مطالعاتی بود. سرمدیان و همکاران (Sarmadian *et al.*, 2022) تحقیقی به‌منظور ارزیابی تناسب اراضی در دشت آبیک قزوین به این نتیجه رسیدن که روش‌های تلفیقی دارای قدرت بالاتری در ارزیابی اراضی دارند. کیلیچ و همکاران (Kılıc *et al.*, 2022)، ترکیبی از تکنیک‌های فازی انتخاب تحلیل سلسله مراتبی[4] و سیستم اطلاعات جغرافیایی[5] ارزیابی تناسب اراضی را برای کشت گندم انجام دادند. همچنین نقشه تناسب اراضی را برای محصول گندم با ادغام الگوریتم تحلیل سلسله مراتبی AHP_فازی با GIS تولید کردند. بارودی و همکاران (Baroudy *et al.*, 2020) نشان دادند که مدل‌های پارامتری تطابق بالایی با تصاویر ماهواره‌ای و نقشه‌برداری رقومی دارند. کید و همکاران (Kidd *et al.*, 2016) در تحقیق خود بیان کردند که استفاده از روش‌های یادگیری ماشین در ارزیابی رقومی خاک دقت بالاتری ارائه می‌کند. تقی‌زاده مهرجردی و همکاران (Taghizadeh-Mehrjardi *et al.*, 2020) در تحقیقی به‌منظور ارزیابی تناسب اراضی با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین انجام دادند به این نتیجه رسیدند که مدل‌های یادگیری ماشین دارای قدرت بالایی برای مدل‌سازی کلاس‌های تناسب اراضی هستند.

با توجه به اینکه دشت آبیک یکی از مناطق استراتژیک تولید محصولات زراعی در کشور می‌باشد و سالانه سطح وسیعی از این اراضی توسط کشاورزان و بهره‌برداران تحت کشت می‌باشد، بنابراین تهیه نقشه‌های تغییرپذیری مکانی و پیوسته از وضعیت تناسب اراضی با استفاده از رویکردهای رقومی و مدل‌های یادگیری ماشین جهت اتخاذ برنامه‌ها و تصمیم‌های بهینه مدیریت و افزایش بهره‌وری از اراضی ضروری می‌باشد.

پژوهش حاضر با اهداف، (۱) تهیه نقشه‌های رقومی ارزیابی

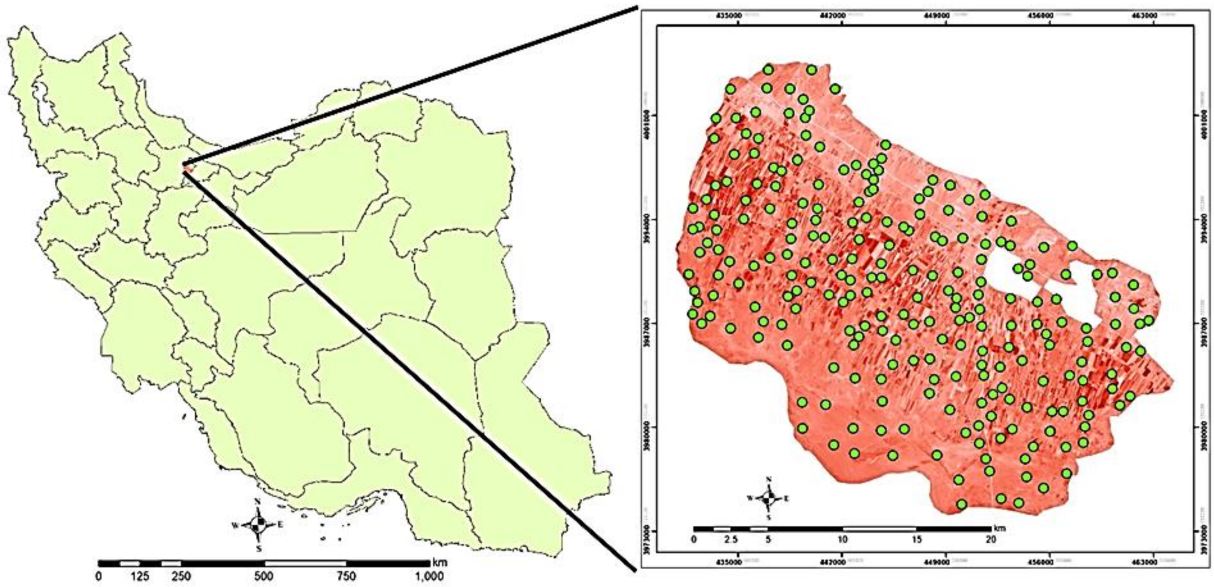
1- Random Forest
2- Machine Learning
3- Data Fusion
4- Analytic Hierarchy Process
5- Geographic Information System

تناسب اراضی برای کشت آبی محصولات گندم، جو و یونجه و ارزیابی کارایی مدل جنگل تصادفی، (۲) و معرفی مهم‌ترین متغیرهای محیطی تأثیرگذار بر پیش‌بینی کلاس‌های تناسب اراضی

مواد و روش‌ها

منطقه موردمطالعه

منطقه موردمطالعه با مساحت ۶۰۱۱۵ هکتار از اراضی شهرستان آبیک از توابع استان قزوین می‌باشد که در حد واسط ″۰۰ ′۰۱ °۳۶ تا ″۰۰ ′۲۰ °۳۶ عرض شمالی و ″۰۰ ′۲۳ °۵۰ تا ″۰۰ ′۵۹ °۵۰ طول شرقی واقع گردیده است (شکل ۱). شهرستان آبیک دارای آب و هوای معتدل و نیمه‌خشک است. بلندترین ارتفاع منطقه از سطح دریا ۱۴۸۳ و کمترین آن ۱۱۴۲ می‌باشد. متوسط بارندگی سالانه منطقه ۲۵۷ میلی‌متر، متوسط دما ۱۴/۳ درجه سانتی‌گراد بوده که سردترین ماه سال دی و گرم‌ترین ماه تیر می‌باشد. رژیم رطوبتی خاک‌ها به ترتیب زریک خشک، اردیک ضعیف، در بخشی از قسمت‌های جنوبی منطقه اکوئیک و رژیم حرارتی ترمیک می‌باشد. کاربری غالب اراضی منطقه شامل زراعت آبی عمدتاً تحت کشت محصولات زراعی یکساله (گندم، جو، ذرت و یونجه)، زراعت دیم، مراتع شور و غیر شور می‌باشد (Mousavi *et al*., 2022).



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی و محل حفر پروفیل‌های مطالعاتی در منطقه موردمطالعه

Figure 1- Geographical location and position of drilled study profiles in the study area

مطالعات صحرایی و آنالیزهای آزمایشگاهی

برای انجام این تحقیق از ۲۸۸ خاکرخ استفاده گردید که نحوه پراکنش این نقاط در (شکل ۱) آورده شده است. پس از حفر پروفیل‌ها ویژگی‌هایی مانند عمق افق‌های ژنتیکی، رنگ، بافت، ساختمان، پایداری، تجمع آهک، تجمع گچ، وجود یا عدم وجود سنگریزه در خاک، شیب، فرسایش و غیره در برگه‌های تشریح پروفیل یادداشت شد. سپس برای انجام آزمایشات فیزیکو شیمیایی، از تمامی افق‌ها نمونه‌برداری صورت گرفت. برای اطلاعات اقلیمی منطقه از آمار ۲۲ ساله ایستگاه هواشناسی شهرستان آبیک قزوین استفاده گردید. همچنین تبخیر و تعرق پتانسیل با استفاده از نرم‌افزار CRAPWAT 8.0 محاسبه و برای تهیه منحنی دوره رشد از اطلاعات بارندگی و تبخیر و تعرق استفاده شد. طول دوره رشد نیز برای منطقه موردمطالعه با استفاده از تقویم زراعی منطقه به‌دست آمد. پس از نهایی‌شدن تجزیه‌های آزمایشگاهی پروفیل‌های موردمطالعه بر اساس سامانه طبقه‌بندی آمریکایی خاک (Soil Survey Staff, 2022) تا سطح فامیل رده‌بندی گردید.

تهیه داده‌های کمکی و محیطی

بر اساس مدل اسکورپن در نقشه‌برداری رقومی خاک علاوه بر داده‌های مربوط به خاک نیاز به یک سری متغیرهای کمکی نیز است. متغیرهای محیطی مورداستفاده در این مطالعه از مدل رقومی ارتفاع سنجنده ALOS باقدرت تفکیک مکانی ۱۲/۵ متر بوده با عملیات

Resample در محیط برنامه Saga GIS بـه ابعـاد ۳۰ * ۳۰ تبـدیل شدند. پس از اعمال پیش‌پردازش‌های لازم بر روی نقشه مدل رقومی ارتفاع (DEM)، پارامترهایی از قبیل شـاخص شـدت تـابش پخشـیده (Diffuse)، شـاخص همـواری کـف دره بـا درجـه تفکیـک بـالا (MrVBF)، شاخص همواری قله با درجـه تفکیـک بـالا (MrRTF)، ارتفاعات استاندارد شده (SHt)، عمق دره (Valley_depth)، حوضـه آبریز اصلاح شده (m_catchment)، ارتفاع نرمـال (NH) و شـاخص خیسی توپوگرافی (TWI) در محیط نرم‌افزار SAGA GIS محاسبه و استخراج گردید. تصاویر ماهواره لندست ۸ باقدرت تفکیک مکـانی ۳۰ متر می‌باشد. کلیه‌ی متغیرهای مورد نیاز بـا اسـتفاده از نـرم‌افزارهـای Saga GIS 5.00 و ERDAS IMAGINE 2014 اسـتخراج گردیدند. در مجموع ۱۳ متغیر کمکی در این مطالعه جهت مدل‌سازی مورداستفاده قرار گرفت. ۹ متغیر مستخرج از مدل رقـومی ارتفـاع و ۴ متغیر از داده‌هـای سـنجش از دور[1] مسـتخرج گردیـد. شـاخص‌هـای مستخرج از این تصاویر شامل شاخص تفاضلی پوشش گیاهی نرمـال شده (NDVI)، شـاخص تفاضلـی پوشـش گیـاهی (DVI)، شـاخص شـوری خـاک (Salin index) و شـاخص رس (Clay index) تهیـه شدند برخی از این شاخص‌ها در (شکل ۲) نشـان داده شـدند. سـپس کلیه‌ی متغیرهای مورد نظر به اندازه پیکسل ۳۰ * ۳۰ متر در سیستم مختصات (WGS 84 UTM) تهیه شده و درنتیجه نقشه‌های نهـایی با بزرگنمایی ۳۰ متر مربعی تهیه گردیدنـد. در (جـدول ۱) بـه تمـامی شاخص‌های مستخرج برای مدلسازی اشاره شده است.

آماده‌سازی داده و مدل‌سازی

پس از پایـان آنالیزهـای آزمایشـگاهی و بـا اسـتفاده از داده‌هـای به‌دست‌آمده و برگه‌های تشریح پروفیل اقدام به نام‌گذاری خاک‌ها تـا سطح فامیل بـر اسـاس کلیـد رده‌بنـدی خـاک ۲۰۲۲ گردیـد. بعـد از رده‌بندی خاک‌ها تا سطح فامیل، کدگذاری خاک‌ها انجام شد. تمـامی متغیرهای کمکی با فرمت رستر و اندازه پیکسل ۳۰ متر تهیه شـدند و سپس برای هر پروفیل، مقادیر متغیرهای کمکی (شاخص‌های طیفـی و شاخص‌های مستخرج از مدل رقومی ارتفاع) استخراج شدند. سـپس این مقادیر به‌عنوان متغیـر مسـتقل در مدلسـازی بـرای ایجـاد نقشـه رده‌بندی و تحت کلاس تناسب اراضـی مـورد اسـتفاده قـرار گرفتنـد. اطلاعات متغیرهای مستخرج از مدل رقومی ارتفاع و تصاویر مـاهواره ای در اصل به‌عنوان متغیرهای مستقل که در مدل اسکورپن شـناخته شده اند به مدل معرفی می‌شوند. تمامی این اطلاعات با فرمت نهایی اکسل (xlxs) تبدیل شـده و در نهایـت مـدل‌سازی در نـرم‌افـزار R studio اجرا می‌شود آنچه که انجام می‌شود در اصل ایجاد یک مـدل ریاضی است که متغیرها آن همان شاخص‌های کمکی هسـتند کـه از تصاویر ماهواره‌ای و مدل رقومی ارتفاع مستخرج شده‌اند و در نهایـت نقشه رقومی تحت کلاس تناسب اراضی برای سه محصـول یونجـه، گندم و جو و نقشه رده‌بندی خاک‌هـا در سـطح فامیـل بـرای منطقـه موردمطالعه به‌دست آمد. نمای کلی تحقیق در (شکل ۳) نمـایش داده شده است.

در این تحقیق برای ارزیابی مدل جنگل تصادفی از ۳۰ درصـد از داده‌ها برای اعتبارسنجی مستقل اسـتفاده شـد و از دو معیـار صـحت کلی[2] (رابطه ۳) و شاخص کاپا[3] (رابطه ۴) استفاده گردید.

$$OA = \frac{\sum_{i=1}^{n} X_{ij}}{N} \quad (۳)$$

N معرف کل پیکسل‌های طبقه‌بندی شده و $\sum_{i=1}^{n} X_{ij}$ نمایه مجمـوع پیکسل‌های قطر اصلی ماتریس خطا (پیکسل‌های صحیح طبقه‌بنـدی شده) می‌باشد.

(۴)

$$Kappa = N\sum_{i=1}^{n} X_{ij} - \sum_{i=1}^{n}(X_{io} - X_{oi})/N^2 - \sum_{i=1}^{n}(X_{io} - X_{oi})$$

(n) تعداد ردیف‌ها در ماتریس، (X_{ij}) تعداد مشاهدات در ردیف i و ستون j (درایه‌های قطر اصلی)، X_{io} و X_{oi} مجموع حاشیه بـه‌ترتیـب ردیف r و ستون i، N تعداد کل مشاهدات است تقسیم‌بنـدی ضـریب کاپا در (جدول ۲) ارائه شده است.

نتایج و بحث

همان طور که در (جدول ۳) امار توصـیفی خصوصـیات خـاک در منطقه مورد مطالعـه بیـان شـده اسـت، متوسـط درصـد سـنگریزه در نمونه‌های خاک حدوداً ۹/۷۱ است. مقدار کمینه و بیشینه سنگریزه به ترتیب از صفر تا ۸۴ می‌باشد.

در نصف نمونه‌ها، درصد سـنگریزه کمتـر از ۲ و در نصـف دیگـر بیشتر از ۲ است. همچنین، داده‌ها در این خصوصیت پراکنـده بـوده و انحراف از معیار حدوداً ۱۵/۳۱ است. در مورد نسبت جذب سـدیم نیـز مشاهده می‌شود که این خصوصیت در نمونه‌های خاک متغیـر اسـت. میانگین نسبت جذب سدیم حدوداً ۷/۱۹ است، با کمینه صفر و بیشینه ۱۴۰/۴۷ مقدار میانه نیز صفر است، که نشان‌دهنده این اسـت کـه در نصف نمونه‌ها نسبت جذب سدیم صفر است. متغیریت داده‌ها در ایـن خصوصیت با انحراف از معیار حدوداً ۲۱/۲۱ نشان داده می‌شود. ارقـام مشابهی برای خصوصیت شیب نیز مشاهده می‌شـود. میـانگین شـیب حدوداً ۴/۰۸ است، با کمینه صفر و بیشینه ۱۷. مقدار میانـه نیـز ۲/۱۷ است، نشان‌دهنده این است که نصفی از نمونه‌ها شیب کمتـر از ۲/۱۷

1- Remote sensing

2- Overall Accuracy

3- Kappa coefficient

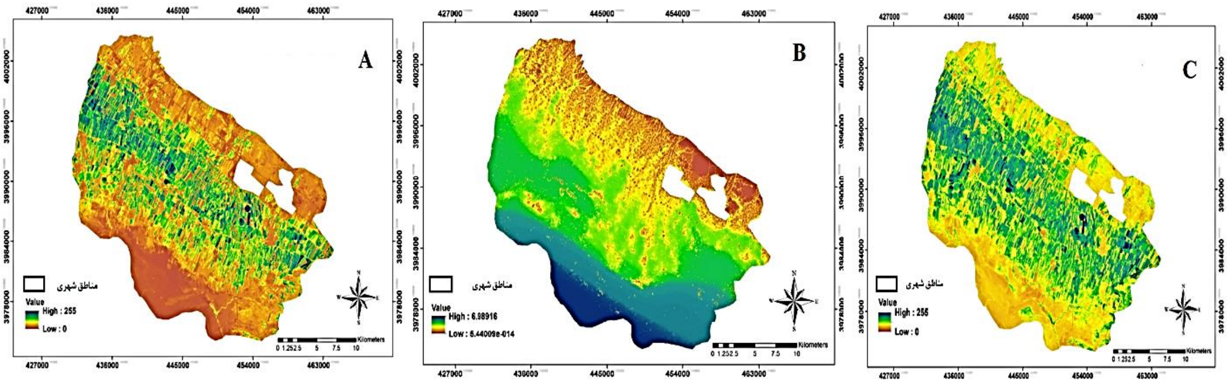
و نصف دیگر شیب بیشتر از آن دارند. متغیریت داده‌ها در این خصوصیت با انحراف از معیار حدوداً ۲/۲ نشان داده می‌شود. هدایت الکتریکی نیز در نمونه‌های خاک متغیر است. میانگین هدایت الکتریکی حدوداً ۴/۴۵ است، با کمینه ۰/۱۷ و بیشینه ۱۲۴/۲. مقدار میانه هدایت الکتریکی ۰/۸۳ است، یعنی در نصف نمونه‌ها هدایت الکتریکی کمتر از ۰/۸۳ و در نصف دیگر بیشتر از آن است. متغیریت داده‌ها در این خصوصیت با انحراف از معیار حدوداً ۱۵/۱۹ نشان داده می‌شود. در مورد خصوصیت گچ، میانگین مقدار گچ حدوداً ۰/۸۶ است، با کمینه ۰ و بیشینه ۲۹/۰۵ مقدار میانه نیز ۱/۱ است، که نشان می‌دهد نصفی از نمونه‌ها دارای مقادیر گچ کمتر از ۱/۱ هستند و نصف دیگر دارای مقادیر بیشتر از آن هستند.

جهت تهیه نقشه رقومی خاک ابتدا با استفاده از آنالیزهای آزمایشگاهی و برگه‌های تشریح پروفیل، خاک‌های منطقه بر اساس کلید رده‌بندی (Soil Survey Staff, 2022) تا سطح فامیل رده‌بندی شدند که مجموعاً ۳۱ فامیل خاک مختلف در منطقه وجود داشت که فایل و مقدار مساحت این خاک‌ها در (جدول ۴) به‌صورت کامل ارائه شده است. پس از مشخص شدن خاک‌ها، داده‌های کمکی پروفیل‌ها با استفاده از نرم‌افزار Arc GIS 10.4 که به‌صورت فایل اکسل استخراج گردید و برای استفاده در مدل‌سازی آماده شد. با استفاده از نرم‌افزار R و مدل جنگل تصادفی پیش‌بینی کلاس‌های فامیل منطقه انجام شد که در نهایت نقشه خاک منطقه به‌دست آمد.

جدول ۱- شاخص‌های مستخرج از مدل رقومی ارتفاع و تصاویر ماهواره لندست ۸

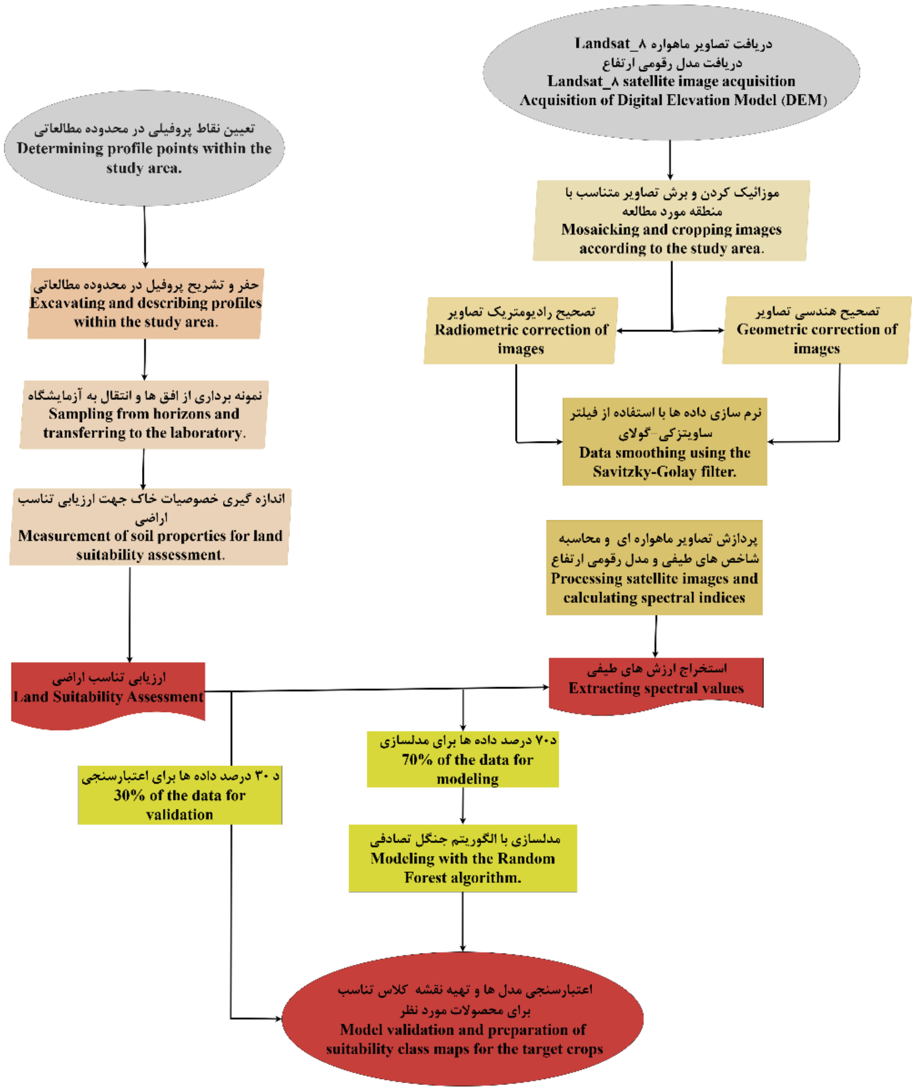
Table 1– Extracted indices from digital elevation model and Landsat 8 satellite images

متغیر **Variable**	منبع **Source**	منابع **Reference**
شاخص بازتابنده سطح Diffuse	مدل رقومی ارتفاع Digital Elevation Model (DEM)	Waruru *et al*., 2016
شاخص همواری کف دره با درجه تفکیک متعدد Multi-Resolution Index of Valley Bottom Flatness (MrVBF)	مدل رقومی ارتفاع Digital Elevation Model (DEM)	Heung *et al*., 2017
مدل رقومی ارتفاع Digital elevation model (DEM)	مدل رقومی ارتفاع Digital Elevation Model (DEM)	Heung *et al*., 2017
ارتفاع استاندارد Standard height (SHt)	مدل رقومی ارتفاع Digital Elevation Model (DEM)	Guo *et al*., 2019
عمق دره Valley_depth	مدل رقومی ارتفاع Digital Elevation Model (DEM)	Martinez & Munoz, 2016
حوزه آبریز اصلاح شده Modified catchment(m_catchment)	مدل رقومی ارتفاع Digital Elevation Model (DEM)	Martinez & Munoz, 2016
شاخص خیسی توپوگرافیک Topographic Wetness Index (TWI)	مدل رقومی ارتفاع Digital Elevation Model (DEM)	Heung *et al*., 2017
شاخص همواری بالای پشته با درجه تفکیک متعدد Multi-Resolution Ridge Top Flatness Index (MrRTF)	مدل رقومی ارتفاع Digital Elevation Model (DEM)	Mosleh *et al*., 2016
ارتفاع نرمال Normal _ Height(NH)	مدل رقومی ارتفاع Digital Elevation Model (DEM)	Kim *et al*., 2019
شاخص پوشش گیاهی نرمال شده Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)	تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸ Landsat 8 satellite images	Roy *et al*., 2016
شاخص شوری Saline Index	تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸ Landsat 8 satellite images	Khan *et al*., 2005
شاخص اختلاف پوشش گیاهی Difference Vegetation Index (DVI)	تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸ Landsat 8 satellite images	Pu *et al*., 2008
شاخص رس Clay Index	تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸ Landsat 8 satellite images	Gasmi *et al*., 2022



شکل ۲- برخی از متغیرهای کمکی مورداستفاده در مدل‌سازی A) شاخص پوشش گیاهی نرمال شده (NDVI), B) MrVBF . C) شاخص رس

Figure 2- Some auxiliary variables used in the modeling: A) Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), B) MrVBF, C) Clay Index



شکل ۳- نمای کلی روش تحقیق در این مطالعه

Figure 3- Flowchart of the research method in this study

جدول ۲- طبقه بندی شاخص کاپا (Landis & Koch, 1977)

Table 2- Classification of the Kappa index (Landis & Koch, 1977)

توضیح Explanation	آماره کاپا Kappa values
عدم توافق No agreement	0 >
توافق ضعیف Slight agreement	0 – 0.20
عملکرد متوسط روبه‌پایین Moderate agreement	0.21 – 0.40
عملکرد متوسط Substantial agreement	0.41 – 0.60
عملکرد خوب Almost perfect agreement	0.61 - 0.80
عملکرد عالی Perfect agreement	0.81-1.00

جدول ۳- آمار توصیفی خصوصیات خاک منطقه موردمطالعه

Table 3- Descriptive statistics of soil properties in the study area

خصوصیات خاک Soil properties	میانگین Mean	انحراف از معیار Standard deviation	میانه Median	بیشینه Maximum	کمینه Minimum
سنگ‌ریزه Gravel (%)	9.71	15.31	2	84	0
نسبت جذب سدیم Sodium adsorption ratio (meq/l)	7.19	21.21	0	140.74	0
شیب Slope (%)	4.08	2.2	2.17	17.0	0
هدایت الکتریکی Electrical conductivity (dS/m)	4.45	15.19	0.83	124.2	0.17
گچ Gypsum (%)	0.86	3.39	1.1	29.05	0
کربنات کلسیم معادل Calcium carbonate equivalent (%)	12.11	7.60	10.42	42	1.1

نقشه پیش‌بینی کلاس‌های خاک بر اساس (شکل ۴) نشان داد که از مجموع ۳۱ فامیل خاک، بیشترین وسعت مربوط به فامیل خاک Fine-loamy, mixed, thermic Typic Calcixerepts با ۱۴/۷ درصد که ۲۰ می‌باشد و کمترین وسعت مربوط به فامیل خاک ۲۲ Fine-loamy, mixed, thermic Xeric Haplocalcids با ۰/۰۵ درصد که می‌باشد. همچنین برای اعتبارسنجی مدل جنگل تصادفی از ۳۰ درصد داده‌ها به‌عنوان داده‌های اعتبارسنجی استفاده شد. ضریب کاپای برآورد شده برابر ۰/۷۶ و دقت کلی ۰/۸۱ به‌دست آمدند. ضریب کاپای به‌دست‌آمده در رده تقریباً عالی می‌باشد (Landis & Koch, 1977) که بر پایه آن می‌توان گفت مدل قادر به یادگیری داده‌های آموزشی بوده و پیش‌بینی مطلوبی از کلاس‌های خاک انجام داده است.

تأثیر متغیرهای کمکی بر نقشه تحت کلاس تناسب اراضی

گندم آبی: سه شاخص Diffuse، MrVBF و TWI بیشترین تأثیر را در مدل‌سازی مکانی تحت کلاس تناسب اراضی برای محصول گندم آبی دارند. این سه شاخص که به‌ترتیب بیانگر هموار کف دره، بازتابش سطح و نمره رطوبت توپوگرافیک هستند، ارتباط بالایی داشته و می‌توانند در پیش‌بینی بهتر و دقیق‌تر عملکرد گندم آبی در منطقه موردمطالعه نقش ایفا کنند و مدل‌سازی مکانی مفید ارائه دهند. سه شاخص Valley_depth، NH و m_catchmen کمترین تأثیر را در مدل‌سازی مکانی عملکرد گندم آبی دارند. این نتایج نشان می‌دهد که این سه شاخص احتمالاً اطلاعات کمتری درباره ویژگی‌های محیطی مهم برای رشد و عملکرد گندم آبی ارائه می‌دهند و اهمیت کمتری در مدل‌سازی دارند. در کل، این نتایج نشان می‌دهند که برای مدل‌سازی مکانی عملکرد گندم آبی، شاخص‌های مستخرج ز مدل رقومی ارتفاع Diffuse، MrVBF و TWI اهمیت بیشتری دارند. اما شاخص‌های Valley_depth، NH و m_catchmen کمترین اهمیت را در مدل‌سازی دارند.

یونجه آبی: به‌منظور تعیین اهمیت نسبی متغیرهای کمکی برای

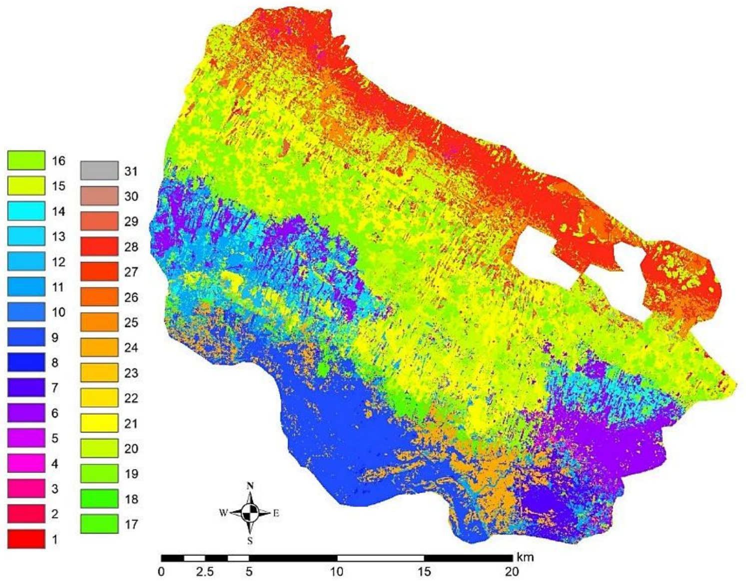
ارزیابی تناسب اراضی برای کشت گیاه یونجه آبی، مدل جنگل تصادفی با استفاده سه متغیر MrVBF، Diffuse و TWI بیشترین تأثیر را در اجرای مدل‌سازی تحت کلاس تناسب اراضی برای محصول یونجه آبی داشتند، درحالی‌که Salin، NDVI و Famil کمترین تأثیر را داشتند. این نتایج نشان می‌دهد که متغیرهای مستخرج از مدل رقومی ارتفاع MrVBF، Diffuse و TWI برای پیش‌بینی عملکرد یونجه آبی از اهمیت بالایی برخوردار هستند و متغیرهای NH، m_catchmen، MrRTF، Salin، NDVI و Famil کمترین تأثیر را در این مدل‌سازی دارند.

جو آبی: به‌منظور تعیین اهمیت نسبی متغیرهای کمکی برای ارزیابی تناسب تحت کلاس اراضی برای کشت گیاه جو آبی، مدل جنگل تصادفی مورد بررسی قرار گرفت نتایج حاکی از آن است که متغیرهای مستخرج از مدل رقومی ارتفاع Diffuse، SHt و MrVBF بیشترین تأثیر را در اجرای مدل‌سازی تحت کلاس تناسب اراضی جو آبی داشته‌اند. به‌عبارت‌دیگر، این متغیرها به‌طور معناداری بر روی عملکرد مدل در مدل‌سازی میزان تولید جو آبی تأثیرگذار بوده‌اند. از سوی دیگر، متغیرهای NH، m_catchmen و MrRTF کمترین تأثیر را در مدل‌سازی داشته‌اند.

جدول ٤- خاک‌های شناسایی شده تا سطح فامیل در منطقه موردمطالعه

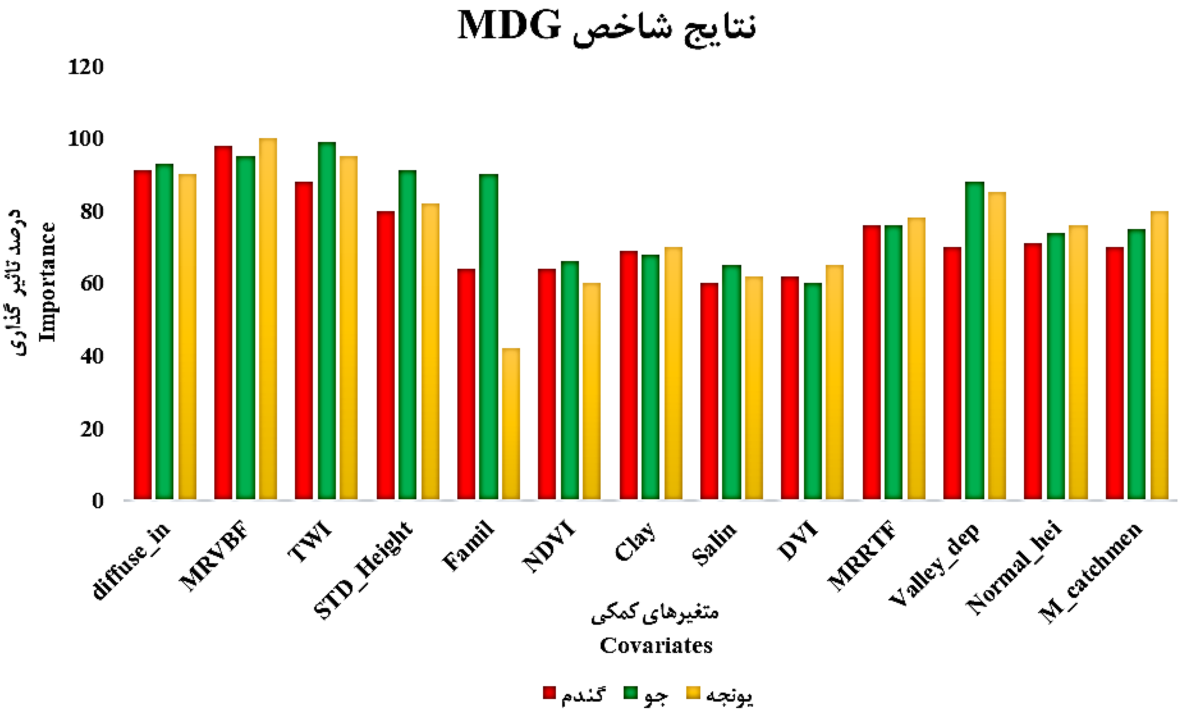
Table 4- Identified soil types up to family level in the study area

کد Cod	فامیل Famil	مساحت Area (hectares)	درصد فراوانی Frequency percentage
1	Coarse-loamy over fragmental, mixed, thermic Typic Haploxerepts	93	0.15
2	Coarse-loamy, mixed, thermic Typic Haploxerepts	313	0.52
3	Coarse-loamy, mixed, thermic Typic Calcixerepts	84	0.09
4	Coarse-loamy, mixed, thermic Xeric Haplocalcids	92	0.10
5	Fine, mixed, thermic Typic Calcixerepts	319	0.35
6	Fine, mixed, thermic Sodic Xeric Haplocalcids	4578	5.08
7	Fine, mixed, thermic Sodic Xeric Haplogypsids	1402	1.56
8	Fine, mixed, thermic Xeric Natrigypsids	41	0.05
9	Fine, mixed, thermic Gypsic Aquisalids	6407	7.11
10	Fine, mixed, thermic Gypsic Haplocambids	104	0.12
11	Fine, mixed, thermic Sodic Xeric Calcigypsids	3535	3.92
12	Fine, mixed, thermic Sodic Xeric Haplogypsids	671	0.74
13	Fine, mixed, thermic Xeric Calcigypsids	733	0.81
14	Fine, mixed, thermic Xeric Haplocalcids	1684	1.87
15	Fine, mixed, thermic Xeric Haplogypsids	113	0.13
16	Fine, mixed, thermic Xerofluventic Haplocambids	773	0.86
17	Fine, mixed, thermic, Typic Haplocambid	937	1.04
18	Fine-loamy over fragmental, mixed, thermic Typic Calcixerepts	183	0.20
19	Fine-loamy, mixed, thermic Fluventic Haploxerepts	6829	7.58
20	Fine-loamy, mixed, thermic Typic Calcixerepts	8838	9.81
21	Fine-loamy, mixed, thermic Typic Haploxerepts	8564	9.50
22	Fine-loamy, mixed, thermic Xeric Haplocalcids	32	0.04
23	Fine-loamy, mixed, thermic Xeric Haplocambids	86	0.09
24	Fine-loamy, mixed, thermic Xeric Haplogypsids	3428	3.80
25	Loamy- skeletal over fragmental, mixed, calcareous, thermic Typic Xerorthents	2843	3.15
26	Loamy-skeletal, mixed, calcareous, thermic Typic Xerorthents	550	0.61
27	Loamy-skeletal, mixed, thermic Fluventic Haploxerepts	80	0.09
28	Loamy-skeletal, mixed, thermic Typic Calcixerepts	6073	6.74
29	Loamy-skeletal, mixed, thermic Typic Xerofluvents	601	0.67
30	Loamy-skeletal, mixed, thermic Xeric Haplocalcids	55	0.06
31	Sandy over fragmental, mixed, calcareous, thermic Typic Xerorthents	78	0.09



شکل ٤- نقشه پیش‌بینی کلاس‌های خاک منطقه توسط مدل جنگل تصادفی در سطح فامیل خاک

Figure 4- Soil class prediction map of the study area using the Random Forest model at the soil family level



شکل ٥- نتایج شاخص MDA در روند مدل‌سازی نقشه رقومی خاک

Figure 5- Results of the MDA index in the process of modeling the digital soil map

در نتیجه، این پژوهش نشان می‌دهد که متغیرهای Diffuse، SHt، MrVBF، TWI و شاخص‌های مرتبط با شوری خاک به‌عنوان متغیرهای مهم در مدل‌سازی و پیش‌بینی جو آبی معرفی می‌شوند. برای مقایسه بهتر میزان تأثیرگذاری این شاخص‌ها در تهیه نقشه تحت کلاس تناسب اراضی در (شکل ۵) نمودار تأثیرگذاری هر یک از شاخص‌ها برای تناسب این محصولات آورده شده است.

تعیین کلاس تناسب اقلیمی محصولات منطقه

بر اساس تحقیقات انجام شده در منطقه، برای تعیین کلاس تناسب اقلیمی محصولات گندم، جو و یونجه، به دو پارامتر اصلی توجه شده است: متوسط دمای دوره رشد و حداقل دمای سردترین ماه سال. برای گندم، متوسط دمای دوره رشد آن ۲۴/۳ درجه سانتی‌گراد است و این محصول در کلاس تناسب اقلیمی S1 قرار می‌گیرد. جو نیز دارای متوسط دمای دوره رشد ۲۴/۵ درجه سانتی‌گراد است و نیز در کلاس تناسب اقلیمی S1 قرار می‌گیرد. در مورد یونجه، حداقل دمای سردترین ماه سال برای آن ۸ درجه سانتی‌گراد است و نیز یونجه در کلاس تناسب اقلیمی S1 قرار دارد. بر اساس نتایج به‌دست‌آمده انجام محصولات گندم، جو و یونجه در کلاس تناسب اقلیمی S1 قرار می‌گیرند و هیچ محدودیت اقلیمی ندارند.

بررسی عملکرد مدل‌سازی برای محصولات موردمطالعه در منطقه

ضریب کاپا، نقشه‌های به‌دست‌آمده برای محصولات گندم، یونجه و جو به‌ترتیب ۰/۸۱، ۰/۸۴ و ۰/۸۵ بوده است. ضریب کاپا برای تمامی محصولات نشان‌دهنده توافق قابل قبول مدل با واقعیت است. این نتایج نشان می‌دهند که مدل جنگل تصادفی توانایی خوبی در تشخیص و پیش‌بینی تحت کلاس تناسب اراضی برای این محصولات دارد. همچنین، دقت کلی نقشه‌های به‌دست‌آمده برای گندم، یونجه و جو به‌ترتیب ۰/۸۶، ۰/۸۸ و ۰/۸۹ بوده است. دقت کلی برای تمامی نقشه‌های به‌دست‌آمده برای تحت کلاس‌های تناسب اراضی بسیار بالا است و نشان می‌دهد که مدل جنگل تصادفی توانسته است پیش‌بینی‌های صحیح و دقیقی را ارائه دهد.

به‌طور کلی مدل جنگل تصادفی برای محصولات گندم، یونجه و جو در منطقه موردمطالعه، عملکرد بسیار خوبی داشته است. این نتایج می‌توانند به کشاورزان و تصمیم‌گیران در انتخاب و برنامه‌ریزی محصولات مورداستفاده در این منطقه کمک کنند.

پهنه‌بندی مکانی تناسب سرزمین

نتایج (جدول ۵) که بیانگر فراوانی پهنه‌های مکانی کلاس و تحت کلاس‌های تناسب اراضی برای کشت محصولات گندم، جو و یونجه است. مجموع اراضی منطقه مورد مطالعه حدود ۶۱۰۰۰ هکتار است که این اراضی دارای بخش‌های مختلفی است در قسمت جنوبی به‌طور کلی شوری بالایی در اراضی مشاهده می‌شود و در قسمت‌های شمالی محدودیت عموما مرتبط با بافت خاک است.

جدول ۵- درصد فراوانی تحت کلاس‌های ارزیابی اراضی برای محصولات گندم، جو و یونجه

Table 5– Frequency distribution of land evaluation classes for wheat, barley, and alfalfa crops

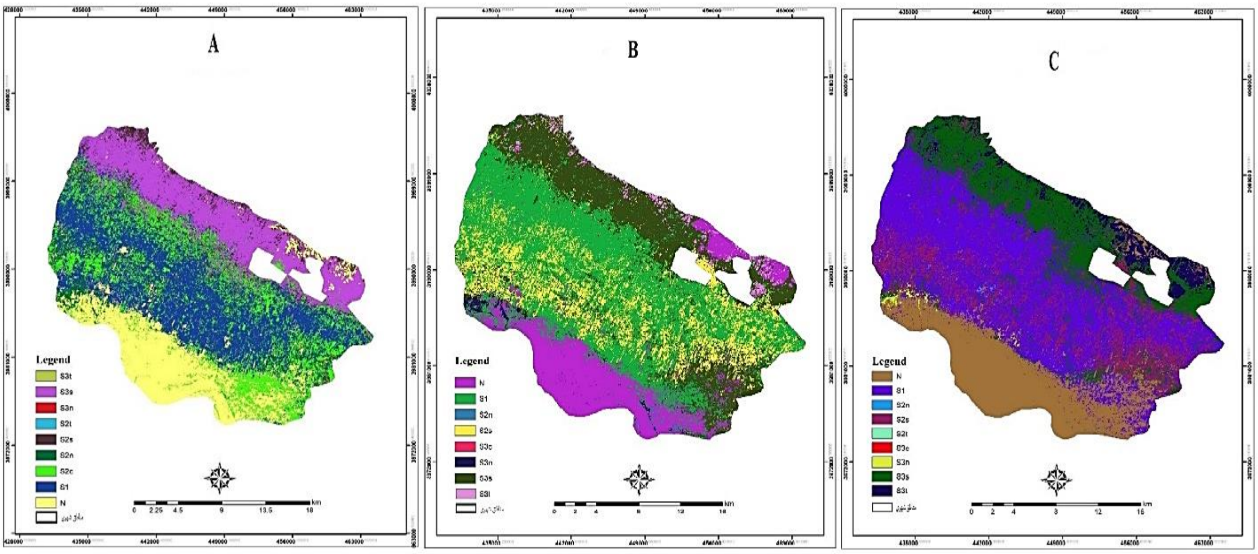
کلاس تناسب اراضی Land Suitability Class	یونجه Alfalfa		جو Barley		گندم Wheat	
	مساحت Area (hectares)	مساحت Frequency percentage	مساحت Area (hectares)	مساحت Frequency percentage	مساحت Area (hectares)	مساحت Frequency percentage
S1	23572	39.5	24262	40	19474	32.39
S2c	0	0	0	0	12192	20.28
S2n	114	0.18	233	0.38	2103	3.49
S2s	8529	14.18	9480	16	2540	4.22
S2t	1	0	0	0	32	0
S3c	4	0	4.5	0	0	0
S3n	209	0.34	582	1	109	0.18
S3s	12222	20.33	14913	25	12361	21
S3t	2867	5	1053	2	5	0
N	12420	21	9647	16.04	11300	19

از کل مساحت منطقه مورد مطالعه برای کشت گندم به روش آبی، حدود ۳۹/۳۲ درصد از کل مساحت منطقه در کلاس مناسب بدون محدودیت S1 قرار دارد. همچنین، درصدی بسیار کمی از مساحت منطقه به کلاس نسبتاً مناسب S2C با محدودیت اقلیمی تعلق دارد که حدوداً ۰/۰۳ درصد از کل مساحت منطقه را شامل می‌شود. علاوه بر این، ۲۸/۲۰ درصد از مساحت منطقه در کلاس نسبتاً مناسب S2n با محدودیت شوری و قلیائیت قرار دارد، در حالی‌که ۳/۴۹ درصد از مساحت در کلاس نسبتاً مناسب S2s با محدودیت خصوصیات فیزیکی خاک قرار دارد. همچنین، ۴/۲۲ درصد از مساحت منطقه در کلاس نسبتاً مناسب S2t با محدودیت توپوگرافی قرار می‌گیرد. به‌علاوه، ۰/۱۸ درصد از مساحت منطقه در کلاس تناسب کم S3n با محدودیت شوری و قلیائیت قرار دارد و ۲۱ درصد از مساحت

در کلاس تناسب کم S3s با محـدودیت خصوصـیات فیزیکـی خـاک قرار می‌گیـرد. در نهایـت، ۱۹ درصـد از مسـاحت منطقـه در کـلاس نامناسب N قرار دارد.

بر اساس نتایج دست آمده از تحلیـل توزیـع تحـت کـلاس‌هـای تناسب اراضی برای محصول یونجه، مشخص شد که ۳۹/۵٪ از کـل مساحت منطقه در کلاس مناسب یا بدون محدودیت (S1) قـرار دارد. همچنـین، ۰/۱۸٪ از مسـاحت منطقـه در کـلاس نسـبتاً مناسـب بـا محدودیت شوری و قلیائیت (S2n) قرار داشت و ۱۴/۱۸٪ از مسـاحت در کلاس نسبتاً مناسب با محدودیت خصوصیات فیزیکی خاک (S2s) قرار گرفت. علاوه بر این، ۰/۳۴٪ از مساحت منطقه در کلاس تناسب کـم بـا محـدودیت شـوری و قلیائیـت (S3n) و ۲۰/۳۳٪ در کـلاس تناسب کم با محدودیت خصوصیات فیزیکی خاک (S3s) قرار داشتند. همچنین، ۵٪ از منطقه در کلاس تناسب کم با محدودیت توپـوگرافی (S3t) و ۲۱٪ از مساحت در کلاس نامناسب (N) قرار گرفتند.

در روش تناسب اراضی بـرای کشـت جـو بـا اسـتفاده از آبیـاری سطحی در منطقه مورد مطالعه، نتایج نشان می‌دهد که توزیع اراضـی در کلاس‌های مختلف اسـت. درصـدی از مسـاحت منطقـه، بـه‌طـور مشخص، در کلاس مناسب بدون محدودیت S1 قرار دارد که حـدوداً ۴۰ درصد از کل مساحت منطقه را شامل می‌شود. همچنین، درصـدی معادل ۳۸ درصد از مساحت منطقه در کلاس نسبتاً مناسب S2n قـرار دارد که محدودیت شوری و قلیائیت را نشان مـی‌دهـد. همچنـین، ۱۶ درصد از مساحت منطقه در کلاس نسبتاً مناسـب S2s بـا محـدودیت خصوصیات فیزیکی خاک قرار دارد. علاوه بر این، ۱ درصد از مساحت منطقه برای کشت جو آبی در کلاس تناسب کم S3n بـا محـدودیت شوری و قلیائیت قرار دارد. همچنین، ۲۵ درصد از مساحت منطقـه در کلاس تناسب کم S3s با محدودیت خصوصیات فیزیکی خـاک قـرار دارد. همچنین، ۲ درصد از منطقه در کلاس تناسب S3t با محدودیت توپوگرافی قرار دارد. در نهایت، ۱۶ درصد از مساحت منطقه در کلاس نامناسب N قرار می‌گیـرد. همچنـین (شـکل ۶) نشـان‌دهنـده نقشـه پراکنش تحت کلاس‌های تناسب اراضی برای سه محصول آبی گندم، جو و یونجه است.



شکل ٦- نقشه تحت کلاس تناسب اراضی با روش جنگل تصادفی در نرم‌افزار A R) گندم B) جو C) یونجه

Figure 6- Land suitability map using the Random Forest method in R software: A) Wheat, B) Barley, C) Alfalfa

نتیجه‌گیری

هدف اصلی این پژوهش ارزیابی دقیق تناسب اراضـی بـرای سـه محصول، گندم، جو و یونجه تحـت آبیـاری بـود. بـرای ایـن منظـور، داده‌هـایی انتخـاب شـد کـه بیشـترین محـدودیت‌هـا را بـرای ایـن محصولات داشته باشند. به‌عبارت دیگر، برای گنـدم و جـو، میـانگین دمای دوره رشد و برای یونجه، حداقل دمای سـردترین مـاه سـال در نظر گرفته شد. با استفاده از این داده‌ها، تطبیق بهتری بین نوع خـاک و محصولات مورد نظر برقرار شد. با تهیه نقشه محصولات در منطقه، نتایج نشان داد که مدل برای گندم با ضریب کاپا ۰/۸۱ و دقـت کلـی ۰/۸۶، برای جو با ضریب کاپا ۰/۸۵ و دقت کلی ۰/۸۹ و برای یونجـه با ضریب کاپا ۰/۸۴ و دقت کلی ۰/۸۸، پیش‌بینی قابل قبولی از نقشـه محصولات در منطقه مورد مطالعه ارائه کرده است.

نتایج ارزیابی تناسب اراضی برای محصولات مورد نظر نشـان داد که کلاس مناسب یا بدون محدودیت کلاس (S1) بیشترین درصد را در ابتدا به جو با ۴۰ درصد، سپس به یونجه با ۳۹/۵ درصد و در نهایت

به گندم با ۳۲ درصد دارد. در شمال منطقه، بیشترین محدودیت‌ها مربوط به بافت و سنگریزه و در جنوب منطقه محدودیت‌هایی مانند آهک و گچ و شوری و قلیائیت وجود دارد. تحلیل پروفیل‌ها نشان داد که در منطقه مورد مطالعه، ۳۱ نوع خاک مختلف در سطح فامیل وجود دارد. برای مدل‌سازی، از ۱۳ متغیر کمکی استفاده شد، که ۹ متغیر از مدل رقومی ارتفاع و ۴ متغیر از داده‌های سنجش از دور استخراج شده‌اند. با استفاده از مدل جنگل تصادفی و ترکیب نتایج تحلیل پروفیل و داده‌های کمکی، نقشه رقومی خاک منطقه تهیه شد. نتایج نشان داد که این مدل با ضریب کاپا ۰/۷۶ و دقت کلی ۰/۸۱ توانسته است طبقه‌بندی مناسبی از کلاس‌های خاک منطقه را ارائه دهد.

براساس نقشه رقومی خاک، منطقه مورد مطالعه از ۲ نوع خاک انتی‌سول و اینسپتی سول تشکیل شده است. فامیل خاک Fine-loamy، mixed، thermic Typic Calcixerepts بیشترین توزیع را در قسمت مرکزی منطقه دارد، در حالی‌که فامیل خاک Loamy-skeletal، mixed، thermic Typic Calcixerepts بیشترین توزیع را در قسمت شمالی منطقه و فامیل خاک Fine، mixed، thermic Gypsic Aquisalids بیشترین توزیع را در قسمت جنوبی منطقه دارد.

References

1. Alhajj Ali, S., Tallou, A., Vivaldi, G.A., Camposeo, S., Ferrara, G., & Sanesi, G. (2024). Revitalization potential of marginal areas for sustainable rural development in the Puglia region, Southern Italy: Part I: A Review. *Agronomy*, *14*(3), 431. https://doi.org/10.3390/agronomy14030431
2. Baroudy, A.A. E., Ali, A.M., Mohamed, E.S., Moghanm, F.S., Shokr, M.S., Savin, I., & Lasaponara, R. (2020). Modeling land suitability for rice crop using remote sensing and soil quality indicators: The case study of the nile delta. *Sustainability*, *12*(22), 9653. https://doi.org/10.3390/su12229653
3. Belgiu, M., & Drăguţ, L. (2016). Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, *114*, 24-31. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.01.011
4. Dang, K.B., Burkhard, B., Windhorst, W., & Müller, F. (2019). Application of a hybrid neural-fuzzy inference system for mapping crop suitability areas and predicting rice yields. *Environmental Modelling & Software*, *114*, 166-180. https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2019.01.015
5. Gasmi, A., Gomez, C., Chehbouni, A., Dhiba, D., & Elfil, H. (2022). Satellite multi-sensor data fusion for soil clay mapping based on the spectral index and spectral bands approaches. *Remote Sensing*, *14*(5), 1103. https://doi.org/10.3390/rs14051103
6. Guo, Z., Adhikari, K., Chellasamy, M., Greve, M.B., Owens, P.R., & Greve, M.H. (2019). Selection of terrain attributes and its scale dependency on soil organic carbon prediction. *Geoderma*, *340*, 303-312. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2019.01.023
7. Heung, B., Hodúl, M., & Schmidt, M.G., (2017). Comparing the use of training data derived from legacy soil pits and soil survey polygons for mapping soil classes. *Geoderma*, *290*, 51-68. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2016.12.001
8. Khamoshi, S.E., Sarmadian, F., & Keshavarzi, A. (2018). Digital soil mapping using random forests model in Abyek, Qazvin province. *Iranian Journal of Soil Research*, *32*(3), 393-402. (In Persian). https://doi.org/10.22092/ijsr.2018.117828
9. Khan, N.M., Rastoskuev, V.V., Sato, Y., & Shiozawa, S. (2005). Assessment of hydrosaline land degradation by using a simple approach of remote sensing indicators. *Agricultural Water Management*, *77*(1-3), 96-109. https://doi.org/10.1016/j.agwat.2004.09.038
10. Kidd, D., Webb, M., Malone, B., Minasny, B., & McBratney, A. (2015). Digital soil assessment of agricultural suitability, versatility and capital in Tasmania, Australia. *Geoderma Regional*, *6*, 7-21. https://doi.org/10.1016/j.geodrs.2015.08.005
11. Kılıc, O.M., Ersayın, K., Gunal, H., Khalofah, A., & Alsubeie, M.S. (2022). Combination of fuzzy-AHP and GIS techniques in land suitability assessment for wheat (*Triticum aestivum*) cultivation. *Saudi Journal of Biological Sciences*, *29*(4), 2634-2644. https://doi.org/10.1016/j.sjbs.2021.12.050
12. Kim, Y.J., Nam, B.H., & Youn, H. (2019). Sinkhole detection and characterization using LiDAR-derived DEM with logistic regression. *Remote Sensing*, *11*(13), 1592. https://doi.org/10.3390/rs11131592
13. Landis, J.R., & Koch, G.G. (1977). A one-way components of variance model for categorical data. *Biometrics*, 671-679. https://doi.org/10.2307/2529465
14. Martinez Martinez, L.J., & Muñoz, N.C. (2016). Digital elevation models to improve soil mapping in mountainous areas: case study in Colombia. *Geopedology: An Integration of Geomorphology and Pedology for Soil and Landscape Studies*, 377-388. https://doi.org/10.1007/978-3-319-19159-1_22
15. McBratney, A.B., Santos, M.M., & Minasny, B. (2003). On digital soil mapping. *Geoderma*, *117*(1-2), 3-52. https://doi.org/10.1016/S0016-7061(03)00223-4

16. Mosleh, Z., Salehi, M.H., Jafari, A., Borujeni, I.E., & Mehnatkesh, A. (2016). The effectiveness of digital soil mapping to predict soil properties over low-relief areas. *Environmental Monitoring and Assessment*, *188*, 1-13. https://doi.org/10.1007/s10661-016-5204-8
17. Mousavi, S.R., Sarmadian, F., & Rahmani, A. (2020). Modelling and prediction of soil classes using boosting regression tree and random forests machine learning algorithms in some part of Qazvin plain. *Iranian Journal of Soil and Water Research*, *50*(10), 2525-2538. (In Persian). https://doi.org/10.22059/ijswr.2019.280905.668198
18. Mousavi, S.R., Sarmadian, F., Omid, M., & Bogaert, P. (2022). Three-dimensional mapping of soil organic carbon using soil and environmental covariates in an arid and semi-arid region of Iran. *Measurement*, *201*, 111706. https://doi.org/10.1016/j.measurement.2022.111706
19. Pu, R., Gong, P., & Yu, Q. (2008). Comparative analysis of EO-1 ALI and Hyperion, and Landsat ETM+ data for mapping forest crown closure and leaf area index. *Sensors*, *8*(6), 3744-3766. https://doi.org/10.3390/s8063744
20. Roell, Y.E., Beucher, A., Møller, P.G., Greve, M.B., & Greve, M.H. (2020). Comparing a random forest based prediction of winter wheat yield to historical yield potential. *Agronomy*, *10*(3), 395. https://doi.org/10.3390/agronomy10030395
21. Roy, D.P., Kovalskyy, V., Zhang, H.K., Vermote, E.F., Yan, L., Kumar, S.S., & Egorov, A. (2016). Characterization of Landsat-7 to Landsat-8 reflective wavelength and normalized difference vegetation index continuity. *Remote sensing of Environment*, *185*, 57-70. https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.12.024
22. Sarmadian, F., Teimuri Bardiani, S., Rahmani Siyalarz, S., & Sayadi, N. (2022). GIS-based land capability and suitability evaluation for irrigated agriculture (Case study: Karaj-Qazvin). *Water and Soil*, *36*(4), 459-475. (In Persian). https://doi.org/10.22067/jsw.2022.76330.1159
23. Soil Survey Staff. (2022). *Keys to Soil Taxonomy*, 13th edition. USDA Natural Resources Conservation Service.
24. Taghizadeh-Mehrjardi, R., Nabiollahi, K., Rasoli, L., Kerry, R., & Scholten, T. (2020). Land suitability assessment and agricultural production sustainability using machine learning models. *Agronomy*, *10*(4), 573. https://doi.org/10.3390/agronomy10040573
25. Teng, H., Rossel, R.A.V., Shi, Z., & Behrens, T. (2018). Updating a national soil classification with spectroscopic predictions and digital soil mapping. *Catena*, *164*, 125-134. https://doi.org/10.1016/j.catena.2018.01.015
26. Waruru, B.K., Shepherd, K.D., Ndegwa, G.M., & Sila, A.M. (2016). Estimation of wet aggregation indices using soil properties and diffuse reflectance near infrared spectroscopy: An application of classification and regression tree analysis. *Biosystems Engineering*, *152*, 148-164. https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2016.08.003